2Г

УДК 628.5.66

М.І. Горбійчук, М.А. Шуфнарович
Івано-Франківський національний університет нафти і газу, Україна

Метод побудови математичних моделей складних процесів на засадах генетичних алгоритмів

Розроблений метод побудови математичних моделей складних процесів на засадах генетичних алгоритмів. У порівнянні з багаторядним алгоритмом групового урахування аргументів даний метод дає можливість синтезувати математичні моделі будь-якої складності без попереднього вибору числа рядів селекції. Метод знайде застосування для підвищення точності прогнозів коливних процесів, наприклад, рівня ріки Дністер.

Вступ

Цілому ряду процесів економічного та екологічного характеру притаманна гармонічна складова з некратними частотами, яка моделюється наступним виразом:

$$G(t)=A_0+\sum_{j=1}^{m}\left(A_j\sin(t\omega_j)+B_j\cos(t\omega_j)\right), \tag{1}$$

де t – такти відліку часу, $t=1,2,3,...,N$; A_0, A_j, B_j – параметри гармонічного ряду (1); $\omega_j=\omega_{j-1}+\Delta\omega_j$ – некратні частоти, $j=1,2,3,...$.

Для того, щоб можна було б оцінити параметри ряду (1), необхідно виконання умови [1] $N\ge 3m+1$. Ідентифікація параметрів моделі (1) відбувається у декілька етапів [2]. Перший етап – обчислення балансових коефіцієнтів α_p із умови мінімізації нев'язки

$$B=\sum_{i=m+1}^{N-m}b_i^2, \tag{2}$$

де $b_i=g(i+m)-\sum_{p=0}^{m-1}\alpha_p\left(g(i+p)+g(i-p)\right)+g(i-m)$, $i=\overline{m+1,N-m}$; $g(t)$ – відліки реалізації процесу у моменти часу, що симетрично розміщені відносно довільної точки i.

Отже, будемо розв'язувати задачу

$$\min_{\overline{\alpha}}:J(\overline{\alpha})=\sum_{i=m+1}^{N-m}\left(z_{i,m}-\sum_{p=0}^{m-1}\alpha_p g_{i,p}\right)^2, \tag{3}$$

де $\overline{\alpha}=(\alpha_0,\alpha_1,...,\alpha_{m-1})^T$ – вектор вагових коефіцієнтів; $z_{i,m}=\overline{g}(i+m)+\overline{g}(i-m)$; $g_{i,p}=\overline{g}(i+p)+\overline{g}(i-p)$; T – символ транспонування матриць.

Задачу (3) запишемо у матрично-векторній формі

$$\min_{\overline{\alpha}}:J(\overline{\alpha})=(\overline{z}_m-F_m\overline{\alpha})^T(\overline{z}_m-F_m\overline{\alpha}), \tag{4}$$

де $\overline{z}_m=\begin{bmatrix}\overline{g}(2m+1)+\overline{g}(1)\\ \overline{g}(2m+2)+\overline{g}(2)\\ ...\\ \overline{g}(N)+\overline{g}(N-2m)\end{bmatrix}$; $F_m=\begin{bmatrix}2\overline{g}(m+1) & \overline{g}(m+2)+\overline{g}(m) & ... & \overline{g}(2m)+\overline{g}(2)\\ 2\overline{g}(m+2) & \overline{g}(m+3)+\overline{g}(m+1) & ... & \overline{g}(2m+1)+\overline{g}(3)\\ ... & ... & ... & ...\\ 2\overline{g}(N-m) & \overline{g}(N-m+1)+\overline{g}(N-m-1) & ... & \overline{g}(N-1)+\overline{g}(N-2m+1)\end{bmatrix}$.

Мінімізація виразу (4) приводить до нормального рівняння Гауса, яке у матричній формі матиме такий вигляд:

$$F_m^T F_m \overline{\alpha} = F_m^T \overline{z}_m . \quad (5)$$

Із останнього рівняння можна знайти

$$\overline{\alpha} = \left(F_m^T F_m\right)^{-1} F_m^T \overline{z}_m . \quad (6)$$

Використовувати формулу (6) можна лише тоді, коли розмірність вектора $\overline{\alpha}$ невелика і матриця $F_m^T F_m$ є добре обумовленою. Якщо така умова не виконується, то для знаходження $\overline{\alpha}$ слід розв'язувати рівняння (5) одним із числових методів, наприклад, методом Гауса зі зворотним ходом [3].

На другому етапі складається рівняння $\alpha_0 + \sum_{p=1}^{m-1} \alpha_p \cos(p\omega) = \cos(m\omega)$ для довільної частоти ω, яке за допомогою рекурентного співвідношення [1] $\cos(p\omega) = 2\cos((p-1)\omega)\cos\omega - \cos((p-2)\omega)$, $p = \overline{2,m}$ приводиться до алгебраїчного рівняння m -го степеня відносно $\cos\omega$

$$P_m z^m + P_{m-1} z^{m-1} + ... + P_1 z + P_0 = 0 , \quad (7)$$

де $z = \cos\omega$.

Суть третього етапу у тому, що, знаючи вагові коефіцієнти α_p, можемо скласти рівняння (7), розв'язок якого відносно z дає змогу однозначно визначити частоти гармонік ω_j, $j = \overline{1,m}$. Тепер задача полягає в оптимальному синтезі гармонічного ряду (1). Відомі два підходи [2] до вирішення поставленої задачі. Перший з них передбачає викреслювання гармонік у різних комбінаціях із повного ряду ω_j, $j = \overline{1,m}$. Другий метод ґрунтується на ідеях багаторядних алгоритмів групового урахування аргументів (МГУА). Суть якого в наступному. Деяка реалізація вихідної величини процесу довжиною N розбивається на три частини: N_R – навчальну послідовність, N_Q – перевірочну і N_S – екзаменаційну. На першому ряді селекції за всіма заданими точками виділяються всі можливі тренди гармонічного ряду; максимальне число трендів [1] $m_{max} \le \frac{N}{3}$. Із них вибирається не єдиний тренд, а q трендів, які у найбільшому степені задовольняють вибраному критерію селекції. Після цього обчислюється q залишків (залишком називають різницю ординат коливного процесу і кожного із трендів першого ряду). На другому ряді селекції із кожного залишку знову виділяється q_1 трендів. Із всієї множини qq_1 отриманих трендів другого ряду за тим же критерієм селекції вибирається q кращих трендів цього ряду і т.д. Число рядів селекції збільшується до тих пір, поки зменшується величина критерію селекції. На останньому ряді селекції вибирається єдиний розв'язок, який відповідає мінімуму критерію селекції.

Недоліком першого підходу до вирішення поставленої задачі є необхідність перебору великого числа варіантів, яке визначається як сума $S_v = \sum_{i=1}^{m} C_m^i = 2^m - 1$, що потребує значних затрат машинного часу. Для другого підходу характерним є те, що у результаті реалізації багаторядного алгоритму МГУА неможливо отримати математичну модель у явному вигляді.

Синтез математичної моделі гармонічного ряду

Запропонований інший підхід побудови математичних моделей коливних процесів, який базується на ідеях генетичних алгоритмів. Вся реалізація вихідної величини процесу або явища розбивається на три частини у такій пропорції [2]: $N_R = 0,7N$, $N_Q = 0,2N$ і $N_R = 0,1N$. Для множини даних $N_R + N_Q$ визначаються вагові коефіцієнти α_p з рівняння (4) за методом виключення Гауса з вибором головного елементу [3]. Розв'язок рівняння (7) відносно змінної z дає можливість знайти частоти ω_j, $j = \overline{1,m}$. Тоді на множині точок $N_R + N_Q$ необхідно знайти параметри моделі (1) A_0, A_j, B_j [4]. Тому утворимо упорядковану структуру (хромосому) довжиною *m*, в якій на *i*-му місці буде стояти нуль або одиниця в залежності від того, чи частота ω_j вилучена із вибраного повного ряду *m*, чи залишена. Набір хромосом утворює популяцію. У задачі синтезу моделей коливних процесів функцією пристосованості, яка дозволяє вибрати найбільш пристосовані особі з популяції, виступає комбінований критерій селекції [5]

$$\rho = \sqrt{n_d^2 + B^2}\,, \tag{8}$$

де n_d^2 – критерій зміщення, який обчислюється за такою формулою:

$$n_d^2 = \frac{\sum_{i=1}^{N}\left(g_i(R) - g_i(S)\right)^2}{\sum_{i=1}^{N}\overline{g}_i^2}\,, \tag{9}$$

де B – функція нев'язки, що визначається як (2); $g_i(R)$, $g_i(S)$ – величини, значення яких обчислені відповідно на множині точок N за формулою (1), а коефіцієнти моделі (1) знайдені відповідно на множинах $N_R + N_Q$ і N_S.

Генетичний алгоритм складається з наступних кроків [6].

К1. Формування початкової популяції (ініціалізація). На першому кроці роботи алгоритму випадковим чином формується популяція з I осіб, кожна із яких є хромосомою, довжиною m.

К2. Оцінка пристосованості хромосоми у популяції. Для кожної хромосоми обчислюється критерій селекції (8). У відповідності з моделлю (1) формується матриця

$$F = \begin{bmatrix} 1 & \sin\omega_1 & \cos\omega_1 & \sin\omega_2 & \cos\omega_2 & \ldots & \sin\omega_m & \cos\omega_m \\ 1 & \sin(2\omega_1) & \cos(2\omega_1) & \sin(2\omega_2) & \cos(2\omega_2) & \ldots & \sin(2\omega_m) & \cos(2\omega_m) \\ \ldots & \ldots & \ldots & \ldots & \ldots & \ldots & \ldots & \ldots \\ 1 & \sin(N\omega_1) & \cos(N\omega_1) & \sin(N\omega_2) & \cos(N\omega_2) & \ldots & \sin(N\omega_m) & \cos(N\omega_m) \end{bmatrix}.$$

У хромосомі подвоюємо одиниці і нулі тому, що кожній частоті ω_j відповідає пара коефіцієнтів A_j, B_j. Оскільки у моделі (1) завжди присутній коефіцієнт A_0, то до хромосоми на першу позицію добавляємо одиничний ген. У відповідності до сформованої хромосоми Ch_{d0} із матриці F формуємо нову матрицю F_{new} шляхом вилучення тих стовпців із матриці F, які асоційовані із нулями хромосоми Ch_{d0}. Матрицю F_R утворюють перші $N_R + N_Q$ стовпці матриці F_{new}, а другу – останні N_S. На множинах точок $N_R + N_Q$ і N_S обчислюються ненульові коефіцієнти A_0, A_j, B_j моделі (1) шляхом розв'язку нормального рівняння Гауса

$$F_R^T F_R \overline{A}_R = F_R^T \overline{g}_R\,, \tag{10}$$

$$F_S^T F_S \overline{A}_S = F_S^T \overline{g}_S\,, \tag{11}$$

де $\overline{A}_R = \left(A_0^{(R)}, A_1^{(R)}, B_1^{(R)}, A_2^{(R)}, B_2^{(R)}, \ldots, A_{m1}^{(R)}, B_{m1}^{(R)}\right)^T$, $\overline{A}_S = \left(A_0^{(S)}, A_1^{(S)}, B_1^{(S)}, A_2^{(S)}, B_2^{(S)}, \ldots, A_{m1}^{(S)}, B_{m1}^{(S)}\right)^T$ – вектори параметрів моделі, яка асоційована з черговою хромосомою із початкової популяції, обчислені за формулами (10) і (11); $\overline{g}_R = \left(\overline{g}^{(1)}, \overline{g}^{(2)}, \ldots \overline{g}^{(N_R+N_Q)}\right)^T$, $\overline{g}_S = \left(\overline{g}^{(1)}, \overline{g}^{(2)}, \ldots, \overline{g}^{(N_S)}\right)^T$ – вектори експериментальних даних на множині точок $N_R + N_Q$ і N_S.

За відомою сукупністю коефіцієнтів $\overline{A}_R$ і $\overline{A}_S$ моделі (1) на множині точок N обчислюють $g(R) = F_{new}\overline{A}_R$, $g(S) = F_{new}\overline{A}_S$. Значення критерію селекції знаходять для кожної хромосоми за формулою (9) і в результаті отримують множину значень ρ_i, $i = \overline{1, M}$, де M – кількість хромосом у популяції.

К3. Перевірка умови зупинки алгоритму. Визначають

$$\rho_{min} = \min_{i \in M} \rho_i . \tag{12}$$

Якщо мінімальне значення (12) критерію селекції (9) не перевершує деякого додатного значення ε, то відбувається зупинка алгоритму. Зупинка алгоритму також може відбутися у випадку, коли його виконання не приводить до покращення функції пристосування, або у тому випадку, коли алгоритмом уже виконано задане число ітерацій. Після виконання однієї із трьох умов із популяції вибирається хромосома Ch^*, для якої виконується умова (12). Після операції подвоєння і приєднання одиничного гена отримуємо – Ch_{d0}^*. Ця хромосома задає структуру моделі оптимальної складності і формує матрицю F^* таким чином, що із початкової матриці F вилучаються стовпці, які асоційовані з нульовими генами хромосоми Ch_{d0}^*. Перерахунок параметрів моделі (1) здійснюється на множині всіх точок початкового масиву даних.

К4. Селекція хромосом. Найбільш поширеними методами селекції [6] є метод рулетки і метод турнірної селекції. У даному алгоритмі використано турнірний метод. При турнірній селекції всі хромосоми розбиваються на підгрупи, з наступним вибором із кожної утвореної підгрупи хромосоми з найкращою пристосованістю.

К5. Формування нової популяції потомків здійснюється за допомогою двох основних операторів: схрещування і мутації. Оператор мутації з ймовірністю P_m змінює значення гена в хромосомі на протилежне, тобто з 1 на 0 чи з 0 на 1. Оператор схрещування складається з двох етапів. На першому етапі вибирається найкраща хромосома з підгрупи осіб за критерієм селекції. У результаті отримуємо нову популяцію хромосом, до якої застосовують оператор другого етапу – оператор схрещування.

Із пулу родичів $M(k)$ випадковим чином з ймовірністю P_c утворюють пари. Генерується випадкове число P_z із інтервалу [0; 1] і якщо його значення не більше, ніж P_c, то над парою хромосом здійснюється схрещування, інакше пара хромосом залишається без зміни. Потім для кожної пари родичів розігрується позиція гена (локус) в хромосомі, яка визначає точку схрещування L_c. Фіксація точки схрещування зводиться до випадкового вибору цілого числа із інтервалу $[1; L_c - 1]$. Дія оператора схрещування приводить до того, що із пари родичів утворюється нова пара потомків. Далі відбувається перехід до К2.

Приклад синтезу математичної моделі з використанням генетичного алгоритму

Часто паводки призводять до розмивання берегів, що може викликати пошкодження газопроводу «Торжок-Долина» (Івано-Франківська область), який прокладено біля русла р. Дністер. Тому для забезпечення надійної та безаварійної роботи

газопроводів, що проходять через ріку Дністер, важливе значення має прогнозування його паводків. За період з 01.04.07 по 31.08.07 велись спостереження за рівнем води р. Дністер у районі с. Нижнів Івано-Франківської області.

Аналіз зміни рівня води у р. Дністер за вказаний період засвідчує, що з часом має місце тренд $h(t)$, який має лінійний характер, та існує гармонічна складова $G(t)$, зумовлена сезонною зміною метеорологічних умов [7], тобто

$$\widetilde{H}_t = H_t + G(t) + h(t), \qquad (13)$$

де $\widetilde{H}_t$ – поточний рівень води, *см*; $G(t)$ – гармонійна складова рівня води, *см*; $h(t)$ – лінійний тренд, *см*.

Із залежності (13), яка визначається зміною рівня води у р. Дністер, був виділений лінійний тренд

$$h(t) = \theta_0 + \theta_1 t, \qquad (14)$$

де θ_0, θ_1 – параметри лінійного тренду, які знайдені за методом найменших квадратів.

Результат роботи програми, яка написана з використанням розробленого методу у середовищі MatLab, відтворює рис. 1, на якому знаком «о» відмічені експериментальні дані, а «+» – результат розрахунку за формулою (1). Після виділення із експериментальних даних гармонічного тренду, отримали залишок – $H_t = \widetilde{H}_t - (G(t) + h(t))$. Величина H_t є функцією параметрів, що визначають погодні умови у районі спостережень, тобто

$$H_t = \mu(T_t, f_t, f_{t-1}, f_{t-2}, f_{t-3}, \nu_t, p_t), \qquad (15)$$

де T_t – середньодобова температура повітря, $^\circ C$; f_t – кількість опадів, *мм/добу*; ν_t – середньодобова швидкість вітру, *м/с*; p_t – середньодобовий барометричний тиск, *мм рт. ст.*, t – поточний дискретний час, $k = 1, 2, 3$ – зсув у часі.

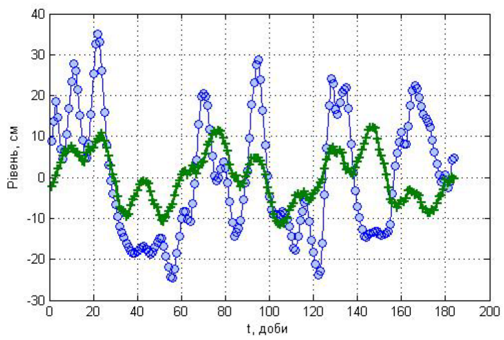


Рисунок 1 – Гармонічний тренд коливного процесу (р. Дністер)

Будемо розглядати ділянку ріки як деяку систему, що характеризується сукупністю вхідних величин $\bar{x} = (x_1, x_2, ..., x_k)^T$ і вихідною величиною y (рис. 2). У нашому випадку – $x_1 = T_t$, $x_2 = f_t$, $x_3 = f_{t-1}$, $x_4 = f_{t-2}$, $x_5 = f_{t-3}$, $x_6 = \nu_t$, $x_7 = p_t$, $y = H_t$.

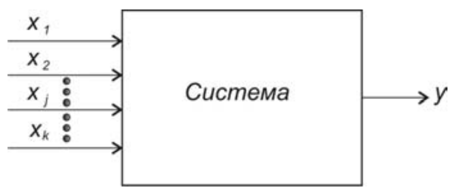


Рисунок 2 – Структурна схема системи «ділянка ріки – спостерігач»

Співвідношення (15) будемо шукати у вигляді полінома

$$y = \sum_{i=0}^{M-1} a_i \prod_{j=1}^{k} x_j^{S_{ji}}, \qquad (16)$$

де M – кількість членів полінома; a_i – коефіцієнти полінома; s_{ji} – степені аргументів, які повинні задовольняти обмеженню – $\sum_{j=1}^{n} s_{ji} \le m$. Число членів M полінома (16) визначають за такою формулою [2]:

$$M = \frac{(m+n)!}{m!\,n!}. \tag{17}$$

Вхідні величини x_j, $j = \overline{1,k}$, які є аргументами виходу системи y, у кожному спостереженні t приймають певне значення так, що їх сукупність утворює матрицю X. Допустимо, що нам відомі параметри a_i, $i = \overline{1, M-1}$ моделі (16). Тоді за відомими значеннями величин $x_j^{(i)}$ можна обчислити

$$y_t = \sum_{i=0}^{M-1} a_i \prod_{j=1}^{k} \left(x_j^{(t)}\right)^{s_{ji}}, \; t = \overline{1,N}. \tag{18}$$

Систему рівнянь (18) зручно подати у матрично-векторній формі

$$\overline{y} = F\overline{a}, \tag{19}$$

де $\overline{y} = (y_1, y_2, ..., y_N)^T$ – обчислене значення виходу моделі (16) у кожній точці спостережень; F – матриця розміром $N \times M$, елементи якої добутки аргументів при параметрах a_i; $\overline{a} = (a_0, a_1, ..., a_{M-1})^T$ – вектор параметрів моделі (16).

Знаючи Y_t і y_t, $i = \overline{1,N}$, можна обчислити критерій апроксимації

$$J(\overline{a}) = \sum_{t=1}^{N} (Y_t - y_t)^2. \tag{20}$$

Мінімізація критерію (20) і приводить до співвідношення

$$F^T F\overline{a} = F^T \overline{Y}, \tag{21}$$

яке називають нормальним рівнянням методу найменших квадратів (МНК).

Безпосередньо з рівняння (21) можна знайти

$$\overline{a} = \left(F^T F\right)^{-1} F^T \overline{Y}. \tag{22}$$

Використовувати формулу (22) можна лише тоді, коли розмірність вектора параметрів $\overline{a}$ невелика і матриця $F^T F$ є добре обумовленою [8]. Якщо така умова не виконується, то для розв’язку рівняння (22) слід використовувати один із числових методів, наприклад, метод Гауса з вибором головного елементу [3].

На вихід системи y накладається перешкода e, так що спостерігачу доступна тільки величина $Y = y + e$. Якщо допустити, що e адитивна і має нормальний закон розподілу, то оцінки параметрів моделі (18) є незміщеними та ефективними [8].

Як правило, структура моделі (18) невідома, що приводить до необхідності довільного вибору як числа функцій, так і вигляду самих функцій у моделі (18). Тому для вибору структури моделі (18) був запропонований індуктивний метод самоорганізації моделей [1], ідейну сторону якого визначає теорема Геделя. Стосовно задачі визначення структури моделі (18) геделівський підхід означає застосування зовнішнього критерію, який дає можливість однозначного вибору єдиної моделі із заданого класу моделей. Отже, всі дані, які отримані у результаті експерименту, розбиваються на дві частини N_R – навчальна і N_Q – перевірна.

Для вибору структури моделі використовують критерії регулярності

$$\Delta^2(Q) = \frac{\sum_{i=1}^{N_Q} (Y_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^{N_Q} Y_i^2} \tag{23}$$

і мінімуму зміщення

$$\Delta^2(R,Q)=\frac{\sum_{i=1}^{N}\left(y_i(R)-y_i(Q)\right)^2}{\sum_{i=1}^{N}Y_i^2}. \quad (24)$$

Якщо вибраний критерій регулярності (23), то вибирають наступний розподіл даних експерименту [2]: $N_R=0{,}7N$ і $N_Q=0{,}3N$, а при виборі критерію (24) – $N_R=0{,}5N$ і $N_Q=0{,}5N$.

Реалізація індуктивного методу самоорганізації моделей здійснюється поетапно: перший етап – генерація моделей-претендентів (у певному порядку підвищення складності); другий етап – відбір найкращої моделі за критерієм селекції (23) або (24).

Розрізняють три способи генерації моделей-претендентів. Перший із них – комбінаторний метод, який вибирає найкращу модель на основі одного із критеріїв селекції із сукупності моделей, що отримують із виразу (18) шляхом прирівнювання до нуля деяких його коефіцієнтів. Другий спосіб відомий як метод групового врахування аргументів (МГУА), у якому генерація моделей здійснюється на основі багаторядної процедури. Третій метод подібний до другого, але на кожному ряді селекції часткові моделі утворюють шляхом прирівнювання до нуля певного числа їх коефіцієнтів.

Недоліком комбінаторного методу є необхідність перебору великого числа моделей, що практично неможливо реалізувати за допомогою сучасних ЕОМ. МГВА породжує моделі, у яких фігурують проміжні змінні кожного із рядів селекції, що значно утруднює процес переходу до вхідних змінних системи, що моделюється. Це відноситься і до третього методу.

Найкращим є комбінаторний метод, оскільки він дає можливість отримати модель, де аргументами виступають вхідні величини системи. Для зняття проблеми великої розмірності застосуємо генетичний підхід. Як емпіричну модель розглянемо поліном (18) степені m, де частина параметрів приймає значення нуль. Утворимо упорядковану структуру довжиною M, в якій на i-му місці буде стояти одиниця або нуль в залежності від того, чи параметр a_i, $i=\overline{0,M-1}$ моделі (18) відмінний від нуля, чи нульовий. Отже, із початкової популяції хромосом шляхом еволюційного відбору потрібно вибрати таку хромосому, яка забезпечує найкраще значення функції пристосування (мінімальне значення критерію селекції (23) або (24)). Алгоритм розв'язку поставленої задачі аналогічний раніше розробленому для виділення гармонічного тренду з тією лише різницею, що не здійснюється операція подвоєння генів у хромосомах.

Знайдені залежності $h(t)$, $G(t)$ і y_t дають можливість знайти

$$\tilde{H}_t = G(t)+h(t)+y_t, \quad (25)$$

де $G(t)$, $h(t)$ і y_t – обчислювались відповідно за формулами (1), (14) і (19).

Графік залежності (25) показаний на рис. 3, де «+» позначені обчислені значення за формулою (25), а значком «о» відмічені експериментальні значення рівня води у р. Дністер. Із графіка бачимо, що мають місце досить задовільні збіги між розрахунковими і експериментальними даними. Адекватність моделі перевірялась за допомогою коефіцієнта кореляції $K_{Yy}=0{,}98746$, що свідчить про високий степінь кореляції між величинами Y_i і $y^{(i)}$.

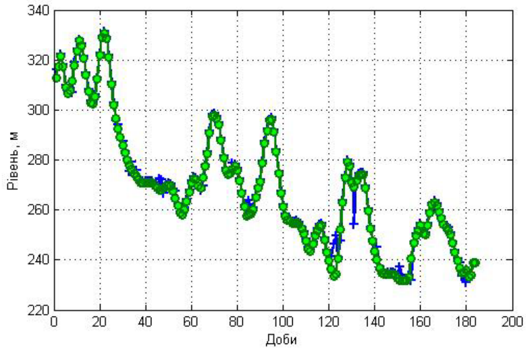


Рисунок 3 – Залежність рівня води у р. Дністер від погодних умов

Висновки

Таким чином, застосування ідей генетичних алгоритмів до побудови математичних моделей дає можливість вибрати оптимальну за структурою адекватну модель і значно зменшити об'єм обчислень. Остання обставина відкриває широкі можливості для побудови складних моделей як фізичних явищ, так і технологічних процесів. Ефективність алгоритму підтверджена на прикладі моделювання зміни рівня води у р. Дністер у залежності від погодних умов. Отримана модель може бути використана при прогнозуванні повеней, що є досить актуальною задачею.

Література

1. Ивахненко А.Г. Индуктивный метод самоорганизации моделей сложных систем: [монография] / А.Г. Ивахненко. – К. : Наукова думка, 1981. – 296 с.
2. Ивахненко А.Г. Справочник по типовым программам моделирования / А.Г. Ивахненко, Ю.В. Коппа, В.С. Степашко и др. ; под ред. А.Г. Ивахненко – К. : Техніка, 1980. – 180 с.
3. Вержбицкий В.М. Основы численных методов : [учебник для вузов] / В.М. Вержбицкий. – М. : Высшая школа, 2002. – 840 с.
4. Горбійчук М.І. Індуктивний метод побудови математичних моделей газоперекачувальних агрегатів природного газу / М.І. Горбійчук, М.І. Когутяк, Я.І. Заячук // Нафтова і газова промисловість. – 2008. – № 5. – С. 32-35.
5. Ивахненко А.Г. Помехоустойчивость моделирования : [монография] / А.Г. Ивахненко, В.С. Степашко. – Киев : Наук. думка, 1985. – 216 с.
6. Рутковская Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы / Д. Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский ; [пер. с польск. И.Д. Рудинского]. – М. : Горячая линия-Телеком, 2004. – 452 с.
7. Горбійчук М.І. Математичні моделі прогнозування стоку р. Дністер для запобігання техногенних аварій магістральних газопроводів / М.І. Горбійчук, О.В. Пендерецький // Науковий вісник Івано-Франківського національного технічного університету нафти і газу. – 2008. – № 2 (18). – С. 30-33.
8. Ермаков С.М. Математическая теория оптимального эксперимента / С.М. Ермаков, А.А. Жиглявский : [учеб. пособие]. – М. : Наука, 1987. – 320 с.

М.И. Горбийчук, М.А. Шуфнарович

Метод построения математических моделей сложных процессов на основе генетических алгоритмов

Разработан метод построения математических моделей сложных процессов на основе генетических алгоритмов. По сравнению с многорядным алгоритмом учета аргументов данный метод дает возможность синтезировать математические модели любой сложности без предварительного выбора числа рядов селекции. Метод найдет применение для повышения точности прогнозов колеблющихся процессов, например, уровня реки Днестр.

M.I. Gorbiychuk, M.A. Shufnarovych

The Method of Constructing Mathematical Models of Complex Processes on the Basis of Genetic Algorithms

The Method of Constructing Mathematical Models of Complex Processes on the Basis of Genetic Algorithms is worked out. The current method gives the possibility to synthesize the model any difficulty without the previous choice of a number of selection rows as opposed to the multiple-row algorithm of a collective consideration of the arguments. This method will find the application for increasing the accuracy of prognosis concerning the oscillating processes, for example the level of the Dniester river.

Стаття надійшла до редакції 14.06.2010.